

Suivi d'objets basé forme et couleur pour la navigation robotique en temps réel

Haythem Ghazouani

LIRMM, Département de robotique

Université de Montpellier II, 161 rue Ada, 34392 Montpellier Cedex 5, France

haythemghz@yahoo.fr

Résumé

Ce papier présente une approche temps-réel pour la détection et le suivi d'une balle unicolore. L'approche consiste en deux phases principales. Dans une première phase de calibrage, qui s'effectue hors ligne, les paramètres intrinsèques de la caméra ainsi que la distorsion radiale sont estimés, et une classification de couleurs est apprise à partir d'un exemplaire d'une image de balles colorées. La deuxième phase de suivi temps réel consiste en quatre étapes principales ; (1) segmentation couleur de l'image d'entrée en plusieurs régions en se basant sur la classification hors-ligne, (2) estimation robuste des paramètres du cercle, (3) raffinement des paramètres du cercle, et (4) le suivi de la balle. Les résultats expérimentaux ont montré que l'approche présente un bon compromis entre adéquation à la navigation en temps réel et robustesse aux occultations, aux encombrements du fond ainsi qu'aux interférences de couleurs dans la scène.

Mots Clef

Segmentation couleur, Détection d'objets, Suivi d'objets, Navigation visuelle.

Abstract

This paper presents a real-time approach for single-colored ball detection and tracking. The approach consists of two main phases. In a first offline calibration phase, the intrinsic parameters of the camera and the radial distortion are estimated, and a classification of colors is learned from a sample image of colored balls. The second phase consists of four main steps : (1) color segmentation of the input image into several regions based on the offline classification, (2) robust estimation of the circle parameters (3) refinement of the circle parameters, and (4) ball tracking. The experimental results showed that the approach presents a good compromise between suitability for real-time navigation and robustness to occlusions, background congestion and colors interference in the scene.

Keywords

Color segmentation, Object detection, Object tracking, Visual navigation.

1 Introduction

Le suivi d'objets dans une séquence d'images occupe une place prépondérante dans plusieurs domaines en relation avec la vision artificielle : surveillance, robotique, etc. Deux contraintes se posent pour développer un algorithme de suivi robuste : la première est la qualité du suivi et la deuxième est l'aspect temps réel exprimé via la rapidité et la complexité de l'algorithme. Nous nous intéressons dans ce papier au suivi d'objets basé sur la couleur et la forme. Le suivi basé couleur a été principalement considéré selon deux approches. Dans l'algorithme du mean shift, la recherche de l'objet est effectuée en minimisant une distance entre histogrammes de couleurs selon une méthode de type descente de gradient, et conduit à une bonne précision de suivi. Cependant, cette recherche étant déterministe, elle ne permet pas d'être robuste aux occultations importantes, et l'algorithme peut échouer en présence d'un autre objet de couleurs similaires, ou dans le cas de grands déplacements. Dans un autre cadre, d'autres méthodes utilisent le même type de critère de ressemblance entre histogrammes, mais l'intègrent dans un filtre particulaire. La densité de probabilité a posteriori de la position de l'objet est discrétisée en un ensemble de particules. L'évolution de ces particules et l'estimation de leur moyenne remplacent ici la minimisation effectuée dans l'algorithme du mean shift. L'utilisation de ce cadre probabiliste du filtrage particulaire induit une meilleure robustesse vis-à-vis des occultations ou de la présence d'objets similaires. Cependant ces dernières méthodes restent difficiles à mettre au point et peu adaptées au temps réel.

Dans cet papier, nous commençons par présenter une classification des méthodes de suivi d'objets. Ensuite, nous donnons une description détaillée de notre approche de suivi d'objets et les expérimentations aux quelles elle a aboutit.

2 Classification et critique des méthodes de suivi d'objets

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de suivi d'objets ont été présentées ; une grande partie d'entre elles, peuvent être utilisées pour suivre des objets précis en temps

réel [1].

Plusieurs classifications des méthodes de suivi visuel d'objets ont été proposées dans la littérature ; elles dépendent autant des auteurs, que du but pour lequel ces méthodes ont été conçues. Nous considérons la classification donnée dans [2], où selon les auteurs, les méthodes de suivi visuel peuvent être divisées en quatre classes :

- *Méthodes de suivi fondées sur des modèles.* Ces méthodes repèrent des caractéristiques connues dans la scène et les utilisent pour mettre à jour la position de l'objet. Parmi ces méthodes, citons celles qui exploitent les modèles géométriques fixes [3], et les modèles déformables.
- *Méthodes de suivi de régions ou blobs.* Cette sorte de méthodes se caractérise par la définition des objets d'intérêt comme ceux qui sont extraits de la scène en utilisant des méthodes de segmentation. Citons les nombreuses méthodes qui détectent une cible à partir de son mouvement sur un fond statique ou quasiment statique [4].
- *Méthodes de suivi à partir de mesures de vitesse.* Ces méthodes peuvent suivre les objets en exploitant les mesures de leur vitesse dans l'image, avec des mesures telles que le flux optique ou des équivalents [5].
- *Méthodes de suivi de caractéristiques.* Ces méthodes suivent certaines caractéristiques de l'objet, comme des points, des lignes, des contours... [6], caractéristiques ou primitives image auxquelles il est possible aussi d'imposer de restrictions globales [7]. Ces caractéristiques peuvent être aussi définies par la texture ou la couleur [8].

Cette classification n'est pas exhaustive, et à ce jour, il existe de nombreux recouvrements entre les classes, c'est-à-dire, des méthodes qui peuvent être classifiées dans deux ou plusieurs classes. Nous considérerons que ces méthodes sont des combinaisons des approches existantes.

C'est à partir des définitions des environnements et des cibles pour chaque problématique de la navigation évoquée précédemment, qu'il est possible de s'apercevoir, que certaines méthodes, comme le suivi de blobs, seront difficilement utilisables. Par ailleurs, il est très difficile d'utiliser des méthodes fondées sur la différence objet/fond, parce que le robot est en mouvement et donc, le fond ou l'arrière plan n'est pas statique (du point de vue de l'image), et même les cibles peuvent être statiques par rapport au fond.

De manière similaire, les méthodes fondées sur des mesures de vitesse, seront difficilement exploitables pour la navigation de robots mobiles. Il existe quelques approches pour le suivi à partir de flux optique, qui ont été essayées pour la navigation d'un robot [9] ; mais, la plupart d'entre elles utilisent une méthode de suivi de caractéristiques comme des lignes droites, et c'est à partir de ces primitives éparpillées dans l'image, que le calcul de la vitesse est fait.

Nous favorisons donc, l'utilisation des deux autres sortes de méthodes afin de réaliser les tâches de suivi depuis un

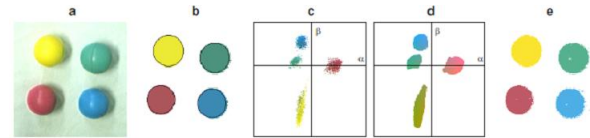


FIGURE 1 – Calibrage couleur : (a) image couleur d'entrée, (b) segmentation d'image par l'algorithme mean-shift et détermination des cercles, (c) distribution non paramétrique de couleurs mesurée, (d) cinq groupes de couleurs distincts, (e) classification pixel par pixel résultante.

robot se déplaçant dans les environnements d'intérieur : suivi fondé sur un modèle de la cible et suivi de primitives image. Nous proposons dans ce qui suit une approche robuste qui peut être classée à la fois sous les deux classes retenues, à savoir le suivi fondé sur un modèle de la cible et le suivi de primitives d'objets. Notre approche se déroule en deux étapes ; une première étape hors ligne pour l'apprentissage du modèle d'objet (couleur et forme) et une deuxième étape qui permet d'estimer les paramètres de l'objet pour le suivi temps réel.

3 Proposition d'une approche pour la détection et le suivi de balle unicolore

Dans cette section nous introduisons notre nouvelle approche pour le suivi temps réel d'une balle colorée. L'idée clef qui permet de trouver un compromis entre la robustesse et la rapidité du traitement est la détection de la couleur basée sur une segmentation couleur rapide qui produit un nombre beaucoup plus réduit de pixels de contours par rapport à des approches standard basées sur la luminance [13, 14, 15]. Cette réduction diminue considérablement le nombre de votes requis pour une détection robuste en temps réel des paramètres du cercle, même dans le cas où de nombreuses balles de couleur sont présentes dans l'image.

L'approche consiste en deux phases principales. Dans la première phase de calibrage, qui s'effectue hors ligne, les paramètres intrinsèques de la caméra ainsi que la distorsion radiale sont estimés, et une simple classification de couleurs est apprise à partir d'un exemplaire d'une image de balles colorées. Ensuite, dans la phase de suivi en ligne et temps réel, la classification des couleurs est appliquée aux images en entrée, la balle est détectée et sa position 3D est retournée. Dans la suite, nous expliquons en détails ces différentes étapes.

3.1 Calibrage

La phase de calibrage hors ligne s'effectue en deux étapes. En premier temps, les paramètres intrinsèques et la distorsion radiale de la caméra sont estimés à partir de plusieurs images d'un damier prises à partir de positions et d'orientations différentes. Nous exploitons l'outil de cali-

brage de caméra GML [10] pour l'analyse et l'optimisation de l'image. Les paramètres de la caméra extraits sont utilisés immédiatement pour pré-calculer une table de correspondances qui permet de déterminer les positions des pixels lors de l'exécution.

Dans la deuxième étape, nous estimons la distribution de couleur de la balle qui doit être reconnue lors de la phase du suivi en ligne. A cette fin, nous prenons une image couleur de la balle à partir de la caméra (voir Figure 1(a)). Ensuite, nous effectuons une segmentation couleur de l'image en utilisant une version modifiée de l'algorithme mean-shift [11]. Dans notre cas, seule la consistance des couleurs des régions est importante, raison pour laquelle l'algorithme des mean-shift ne tient pas compte de la luminance et utilise seulement les composantes couleurs de l'image (espace couleur LUV). Cette modification, fait acquérir à l'algorithme de segmentation une robustesse face aux variations de luminosité tout au long de la surface de la balle (voir Figure 1b).

Une fois l'image est segmentée, nous effectuons une analyse en composantes connexes pour étiqueter les différentes régions. Dans chaque région suffisamment large, un algorithme (voir section 3.2) permet de déterminer si la région est un cercle ou non. Il permet de générer un rapport d'ajustement qui est proche de 1 dans le cas où la région est de forme circulaire. Dans ce cas, la région est reconnue en tant que balle. Ensuite, les pixels détectés à l'intérieur du cercle vont servir d'échantillons de couleur (voir Figure 1(c)) pour la distribution non paramétrique représentée par une image 2D, où les lignes et les colonnes représentent les composantes de couleur α et β dans un espace de couleur sélectionné. On pourra utiliser n'importe quel espace de couleur, il est envisageable par exemple d'utiliser a et b de l'espace de couleur $CIE Lab$.

Quand tous les échantillons de couleur sont rassemblés, une opération de fermeture est appliquée sur l'image pour remplir les petits trous et filtrer le bruit (voir Figure 1d). Finalement, la distribution non paramétrique de couleurs résultantes est utilisée pour calculer une classification RGB qui permet de convertir une couleur d'entrée en indice unique. La classification est implémentée comme étant une table 3D de correspondance qui convertit les triplets RGB en des valeurs entières. Pour éviter une consommation abusive de la mémoire, une représentation sur 6 bits est utilisée pour chaque composante de couleur. La Figure 1(e) montre le résultat de la segmentation quand la classification RGB est appliquée sur l'image d'entrée.

3.2 Suivi temps réel

La phase de suivi temps réel consiste en quatre étapes principales ; (1) segmentation couleur dans laquelle l'image d'entrée est convertie en plusieurs régions, (2) estimation robuste des paramètres du cercle, (3) raffinement des paramètres du cercle, et (4) le suivi de la balle. Dans ce qui suit, chaque étape est décrite avec plus de détails.

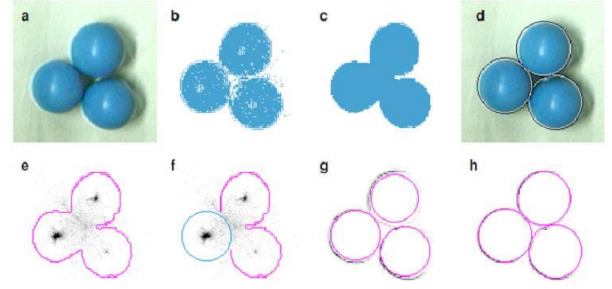


FIGURE 2 – Détection de balle : (a) image couleur d'entrée, (b) classification pixel par pixel, (c) réduction de bruit et remplissage de trous, (d) détection des balles, (e) contours des régions et l'histogramme du centre, (f) premier cercles détectés et élimination d'une partie du contour d'origine, (g) Tous les cercles détectés et fermeture des gradients de l'image, (h) contours ajustés aux contours réels.

Segmentation. Une fois l'image est acquise à partir de la caméra (voir Figure 2(a)), on applique la classification RGB pour obtenir un seul indice couleur par pixel (voir Figure 2(b)). Ensuite, et comme déjà décrit dans la phase de calibrage, une analyse en composantes connexes est effectuée pour obtenir une liste de régions et leurs relations de voisinage. Après, on obtient un ensemble de régions dont l'une d'entre elle au moins représente une balle (voir Figure 2(c)). Pour le reste du traitement, chaque région est représentée par l'ensemble de ses pixels de bord non déformés.

Le problème est maintenant plus simple si on le compare au problème de recherche de cercle dans les images de contours lumineux. En effet, nous allons effectuer une simple recherche dans un sous ensemble très réduit de l'espace paramétrique 3D. Par contre, une estimation robuste des paramètres du cercle s'avère nécessaire face à des problèmes comme la présence d'autres objets de même couleur, l'occultation, où l'encombrement de l'arrière plan.

Pour la détermination des paramètres du cercle, plusieurs approches ont été utilisées. Citons, les approches qui se basent sur la transformée de Hough, et celles basées sur les moindres carrés. Ces méthodes, quoique robustes, leur convenance pour le temps réel reste discutable dans quelques cas. Nous avons donc, essayé de développer une nouvelle approche dont la première étape consiste à estimer de façon robuste un cercle initial en utilisant un processus de vote aléatoire avec réduction des dimensions de l'espace paramétrique. Ensuite les paramètres du cercle sont raffinés en utilisant une technique par moindres carrés pour un meilleur réajustement aux contours réels de la balle. Une telle combinaison permet d'obtenir un équilibre entre robustesse, précision et rapidité d'exécution. Chaque étape de l'algorithme proposé va être décrite avec détails dans les paragraphes qui suivent.

Estimation des paramètres du cercle. Comme indiqué précédemment, l'hypothèse de base est que les limites

d'une des régions détectées trace exactement un cercle. Partant de cette hypothèse, si nous prenons aléatoirement plusieurs pixels de bord et nous traçons un cercle qui passe par ces pixels, la probabilité d'avoir des cercles similaires répétitivement serait considérable. Sachant que le calcul de la position du centre d'un cercle (c_x, c_y) à partir de trois points (x_i, y_i) avec des coordonnées entiers, peut se faire rapidement :

$$c_x = \frac{d_1 y_{32} + d_2 y_{13} + d_3 y_{21}}{2(x_1 y_{32} + x_2 y_{13} + x_3 y_{21})} \quad (1)$$

$$c_y = \frac{d_1 x_{32} + d_2 x_{13} + d_3 x_{21}}{2(y_1 x_{32} + y_2 x_{13} + y_3 x_{21})} \quad (2)$$

Où $x_{ij} = x_i - x_j$ et $y_{ij} = y_i - y_j$ et $d_i = x_i^2 + y_i^2$. Par conséquent, nous pouvons prendre aléatoirement plusieurs votes et recueillir les solutions dans un histogramme 2D avec la même résolution que l'image originale (voir Figure 2(e)). Le processus de vote est arrêté quand l'accumulateur de l'entrée incrémentée dépasse une limite de votes ou quand on dépasse un total bien déterminé de votes. Ce dernier cas est rare et survient lorsque les régions de deux ou plusieurs balles interfèrent dans l'image (voir Figure 2(e,f)). Une fois le cercle est estimé, nous procédons à un simple vote déterministe pour calculer le rayon, nous calculons alors la distance (en pixels) de chaque pixel de contour vers le centre du cercle et on incrémente au même temps l'accumulateur de l'entrée correspondante dans un histogramme 1D. Finalement, on retient l'indexe de l'entrée qui a eu le plus de votes comme une estimation du rayon du cercle.

Un problème qui peut survenir est l'existence d'un autre objet non circulaire de même couleur que la balle dans l'image. Dans ce cas, la phase de vote finira par dépasser un nombre maximum de votes aléatoires, et l'histogramme de votes sera bruité sans aucun pic signifiant et le maximum global sera considérablement faible (voir Figure 3). Pour reconnaître cette situation on propose une métrique robuste qui témoigne de la qualité du cercle :

$$Q_c = \frac{c_{max} r_{max}}{N_{votes} N_{points}} \quad (3)$$

Ici c_{max} et r_{max} sont les maxima globaux des histogrammes du centre et du rayon du cercle. N_{votes} est le nombre de votes du centre du cercle, et N_{points} est le nombre des pixels de contour de la région. Typiquement Q_c pour les régions quasi circulaires est quatre fois plus grande que celle pour les régions non circulaires. La situation la plus douteuse est lorsque il y'a interférence de la balle avec une région de même couleur, cependant dans ce cas aussi l'amplitude de Q_c est deux fois plus grande (voir Figure 2(c)).

Raffinement des paramètres du cercle. Une fois l'estimation du cercle est effectuée, nous procédons à un raffinement de son centre et de son rayon pour les faire corres-

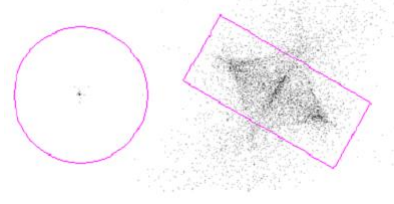


FIGURE 3 – Histogramme de vote pour le centre d'un cercle : histogramme avec un pic franc pour une région circulaire (gauche) ; l'histogramme est bruité dans le cas où la région n'est pas circulaire et (droite)

pondre au mieux au contour et au centre réels de la balle. Pour simplifier cette tâche, nous assumons que les pixels de contour de la balle ont un gradient d'intensité relativement élevé et sont au même temps près du cercle estimé. Selon cette hypothèse de base, on applique la méthode des différences centrées sur un petit anneau autour du cercle estimé (voir Figure 2(g)) et on sélectionne les pixels avec les réponses les plus grandes. Généralement, cette approche ne garantit pas qu'on sélectionne toujours le contour réel du cercle puisque des problèmes comme l'occultation ou l'encombrement du fond de l'image peuvent violer notre hypothèse de base. Toutefois, la forme de l'anneau généralement restreint la surface de sélection de façon à ce que les valeurs marginales n'affectent pas de façon sensible la solution finale.

Nous formulons la tâche comme étant une optimisation non linéaire de moindres carrés avec la fonction d'énergie suivante :

$$E(c) = \sum_p \|\nabla I.C(c)\|^2 \quad (4)$$

Où ∇I est le gradient de l'image au pixel p et $C(c)$ est la distance du pixel p au cercle c :

$$C(c) = \sqrt{(p_x - c_x)^2 + (p_y - c_y)^2} - c_r \quad (5)$$

Pour minimiser une telle fonction, nous utilisons la méthode itérative de Gauss-Newton [12]. Où dans chaque itération les dérivés du premier ordre de (4) sont mis à zéro et la fonction est linéarisée en utilisant un développement de Taylor du premier ordre :

$$\nabla E(c) = 2 \sum_p \nabla C. \|\nabla I\|^2 . (C + \nabla C. \Delta c) = 0 \quad (6)$$

Avec :

$$\nabla C = \left(\frac{1}{d} (c_x - p_x), \frac{1}{d} (c_y - p_y), -1 \right) \quad (7)$$

et

$$d = \sqrt{(p_x - c_x)^2 + (p_y - c_y)^2} \quad (8)$$

A partir de cette équation nous pourrions obtenir facilement le déplacement incrémental des paramètres du cercle dans la notation matricielle :

$$\Delta c = - (\nabla C^t . W . \nabla C)^{-1} (\nabla C^t . W . C) \quad (9)$$

Où ∇C est une matrice $3 \times N$ de dérivés du premier ordre $3 \times N$ (7), $W = \text{diag}() \|\nabla I\|^2$ est une matrice de pondération diagonale $N \times N$, et C un vecteur colonne $1 \times N$ de distances des points au cercle c (5).

En pratique, le calcul de (9) est très rapide même pour un nombre étendu de pixels, puisque une seule inversion de matrice de taille 3×3 est calculée et une seule itération est nécessaire pour réduire le décalage avec une précision sub-pixel (voir Figure 2(h)). Par ailleurs, nous avons remarqué dans nos expériences que ces itérations peuvent être coûteuses dans le cas où des valeurs marginales ou un fond encombré sont enregistrés dans l'image originale, c'est pourquoi nous suggérons d'effectuer une seule itération même si le coût en temps d'exécution n'est pas si élevé.

Une fois, les paramètres du cercle c_x , c_y et c_z sont déterminés, la position 3D du centre peut être estimée en utilisant un modèle de perspective :

$$x = c_x \frac{z}{f}, \quad y = c_y \frac{z}{f}, \quad z = r \sqrt{1 + \frac{f^2}{c_r^2}} \quad (10)$$

Où r est le rayon de la balle réelle et f est la distance focale de la caméra.

Suivi de la balle. Pour suivre les instances de la balle de manière cohérente et pour éviter les échecs de détection à court terme causés par les occultations de la balle ou par des changements brusques de luminosité, nous essayons de faire fonctionner cette approche à une fréquence haute et nous enregistrons à chaque fois la dernière position de la balle pour déterminer la nouvelle position en cas de confusion avec un autre objet de même classe de couleur et de même forme.

4 Résultats expérimentaux

Dans cette section nous essayons de décrire par des expériences la performance et la précision de notre algorithme. Nous présentons aussi les limites révélées par l'expérimentation. Enfin, nous essayons de montrer les résultats donnés par cette approche sur le simulateur du robot Pioneer 3.

4.1 Performance et précision

Le principal avantage de l'algorithme proposé par rapport aux approches précédentes est le temps d'exécution global. En moyenne, cet algorithme prend 2ms pour analyser une image de 0.7 Mpix avec une balle rouge en utilisant un ordinateur double coeur (2.3GHz, 1GHz, FSB, 2MB Cache).

La phase d'apprentissage hors ligne, qui renferme la classification des pixels et l'analyse en composantes connexes, consomme en moyenne 6ms par image et peut être considérée comme un chargement constant. L'estimation de la position de la balle a l'influence la plus importante sur la vitesse de traitement. Elle prend en moyenne 0.5ms pour une image dont la région de la balle est modérément grande et avec un seuil de 16 pour l'accumulateur du centre du cercle. Pour atteindre cette valeur, il faut en moyenne effectuer environ 300 votes aléatoires pour le centre du cercle.

La précision de l'algorithme dépend principalement de la résolution de la caméra utilisée, des conditions d'éclairage et du degré d'occultation de la balle. Dans nos expérimentations, nous avons utilisé une caméra avec une résolution de 640x480. Grâce à la phase de raffinement des paramètres du cercle, la déviation entre la balle estimée et la balle réelle ne dépasse typiquement pas le 1mm. Cette valeur est valable pour une balle non occultée de 7cm de diamètre éclairé avec une lumière du jour, positionnée à une distance de 1m de la caméra (diamètre de 60 pixels dans l'espace de l'image). Dans le cas d'une occultation importante (plus de 50%) et/ou de mauvaises conditions d'éclairage, la déviation par rapport à la position réelle peut être encore plus grande.

4.2 Limites de l'approche

Mise à part la non généralité de l'approche qui ne détecte que les formes circulaires, la principale limitation de l'algorithme proposé est qu'il repose sur l'hypothèse qui stipule que la lumière entrante ainsi que le spectre de couleurs sont constants. Cette limitation est étroitement liée au nombre de couleurs distinctes qui devraient être reconnues. Il y'a un compromis entre le nombre de couleurs actives et la taille des classes de couleurs. Une grande taille de la classe apporte plus de robustesse aux changements de couleur mais diminue le nombre de couleurs distinctes et augmente la probabilité de collision avec des objets de fond. D'après nos expériences 4 classes de couleurs distinctes permettent un bon compromis entre le nombre de couleurs et la robustesse du système. Si la lumière du jour est utilisée pour l'éclairage et plusieurs couleurs sont exigées pour l'apprentissage, il faut exécuter le calibrage à plusieurs reprises dans différents moments de la journée.

Une autre limitation de cette approche est la précision des paramètres estimés de la balle. Quand la balle est très loin de la caméra ou fortement occultée, l'estimation de la position du cercle et du rayon peut être erronée et la profondeur qui en résulte peut être notablement différente de la profondeur réelle. Une situation similaire se produit également, lorsque des mauvaises conditions d'éclairage et/ou des changements dans le spectre de la lumière génèrent une classification bruitée de couleurs.

4.3 Simulation du suivi temps réel

Nous avons utilisé un simulateur du robot mobile Pioneer 3. Une webcam est fixé au dessus du Pioneer 3 et une balle rouge est utilisée comme cible pour le suivi. Nous utilisons

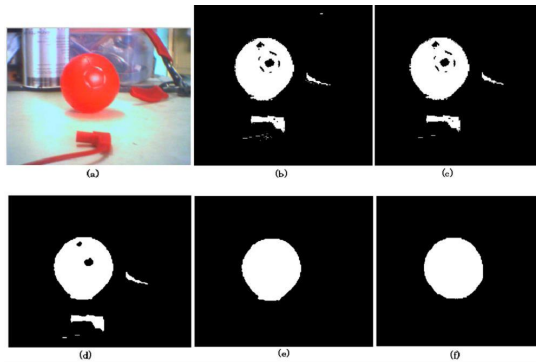


FIGURE 4 – Détection de la balle : (a) image source ; (b) image après Segmentation ; (c) image après ouverture ; (d) image après fermeture ; (e) estimation des paramètres du cercle ; (f) raffinement du paramètres du cercle.

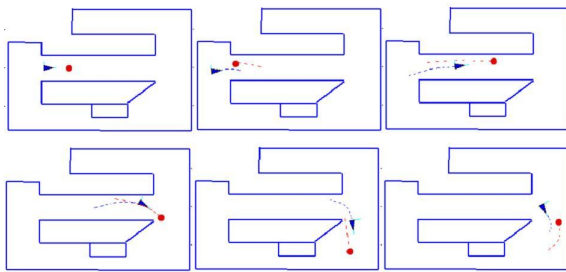


FIGURE 5 – Suivi de la balle

une seule balle, donc seulement deux classes de couleurs sont à définir ; celle des pixels de la balle et celle des pixels qui n'appartiennent pas à la balle.

La Figure 4 montre les étapes de traitement de l'image pour la détection de la balle. La figure 4(a) montre l'image de la balle prise par la caméra avec des objets de couleur semblable à la balle. L'image 4(e) montre la transformation de la balle en image en noir et blanc selon l'apprentissage de la couleur de la balle (l'étape hors ligne). Les images 4(c) et 4(d) sont obtenues après ouverture, fermeture et élimination du bruit sur l'image 4(b). L'image 4(e) montre la première estimation des paramètres du cercle de la balle. L'image 4(f) montre le cercle de l'image après raffinement des paramètres par la méthode déjà présentée.

Le robot Pioneer 3 est équipé d'un module d'évitement d'obstacles en temps réel en utilisant ses capteurs ultrasons. L'intégration du module de suivi de la balle n'a pas affecté l'aspect temps réel et le robot parvient à éviter les obstacles tout en suivant la balle comme le montre la Figure 5.

5 Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté une classification des méthodes de suivi d'objets selon les techniques et les approches utilisées. Ensuite, nous avons proposée une approche hybride pour le suivi d'une balle colorée en temps réel. Cette approche repose sur deux phases ; une phase

d'apprentissage hors ligne qui permet de donner une classification de couleurs selon les couleurs des cibles ; et une phase en ligne qui permet de détecter une ou plusieurs balles et donner avec précision l'estimation des cercles correspondant. Les expériences effectuées ont montré que cette approche convient d'être embarquée avec d'autres modules temps réel sans autant affecter le temps d'exécution.

Références

- [1] D. M. Gámez, Michel Devy, "Active visual-based detection and tracking of moving objects from clustering and classification methods", *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Lecture Notes in Computer Science Volume 7517, pp 361-373, 2012.
- [2] P. F. McLauchlan, et J. Malik, "Vision for Longitudinal Vehicle Control", in *Proceedings of the Eighth British Machine Vision Conference (BMVC'97)*, 1997.
- [3] X. Li, W. Hu, C. Shen, Z. Zhang, A. R. Dick et A. Hengel, "A Survey of Appearance Models in Visual Object Tracking", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, Vol. 4 Issue 4, September 2013.
- [4] D. J. Koller, Weber, et J. Malik, "Robust multiple car tracking with occlusion reasoning" in *Proc. 3rd European Conf. on Computer Vision (ECCV'94)*, Stockholm, vol. 1, pp. 189-196, May, 1994.
- [5] S. M. Smith et J.M. Brady, "ASSET-2 : Real-Time Motion Segmentation and Shape Tracking", in *IEEE. Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, No. 8, pp. 814-820, August 1995.
- [6] B. Bascle, P. Bouthemy, R. Deriche, et F. Meyer, "Tracking complex primitives in an image sequence", *Technical Report 2428, INRIA, Sophia-Antipolis, France*, December 1994.
- [7] T. Drummond, et R. Cipolla, "Real-time tracking of complex structures with online camera calibration", in *Image and Vision Computing*, vol. 20, No. 5-6, pp. 427-433, 2002.
- [8] F. Dellaert, C. Thorpe, and S. Thrun, "Super-Resolved Texture Tracking of Planar Surface Patches", in *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robotic Systems*, October, 1998.
- [9] N. X. Dao, BJ.You, SR.Oh and M. Hwangbo, "Visual Self-Localization for Indoor Mobile Robots Using Natural Lines", in *Proc. of the 2003 IEEE/RSJ Intl. Conference on Intelligent Robots and Systems IROS'2003*, pp. 1252-1257, Las Vegas, Nevada, October, 2003.
- [10] V. Vezhnevets, A. Velizhev, "GML C++ camera calibration toolbox", 2005.
- [11] D. Comaniciu, P. Meer : Robust analysis of feature spaces, "Color image segmentation". In *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 750-755, (1997).

- [12] W. Press, S. Teukolsky, W. Vetterling, B. Flannery, "Numerical Recipes in C : The art of scientific computing". *Cambridge University Press*, 1992.
- [13] H. Ghazouani, "Navigation visuelle de robots mobiles dans un environnement d'intérieur", Thèse de doctorat, Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc, 2012.
- [14] H. Ghazouani "Genetic Stereo Matching Algorithm with Fuzzy Fitness", *5th International Conference on Metaheuristics and Nature Inspired Computing (META'14)*, pp. 1-5, Tunis, Tunisia, 2014.
- [15] H. Ghazouani "Fast and Robust Semi-Local Stereo Matching Using Possibility distributions", *International Journal of Computational Vision and Robotics (IJCVR)* - Vol. 2, No.3 pp. 237-253, 2011.